

ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ
ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

УДК 004.932

К ВОПРОСУ ПОСТРОЕНИЯ СИСТЕМ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ
МНОГОКАНАЛЬНЫМИ КОМПЛЕКСАМИ ЗОНДИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ФРАКТАЛЬНЫХ СИГНАТУР

© 2020 г. Н. С. Акиншин^а, А. А. Потапов^б, *, Р. П. Быстров^б, О. В. Есиков^а, А. И. Чернышков^с

^аЦентральное конструкторское бюро аппаратостроения,
ул. Демонстрации, 36, Тула, 300034 Российская Федерация

^бИнститут радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН,
ул. Моховая, 11, стр. 7, Москва, 125009 Российская Федерация

^сФилиал Военной академии материально-технического обеспечения,
Пенза-5, Пенза, 440005 Российская Федерация

*E-mail: potapov@cplire.ru

Поступила в редакцию 22.04.2019 г.

После доработки 22.04.2019 г.

Принята к публикации 15.07.2019 г.

Предложен подход к построению многоканальной системы распознавания образов изображений комплексами зондирования. Определен перечень задач, решаемых в комплексах зондирования при построении системы распознавания объектов. Задача предварительной обработки изображений сформулирована в виде некорректно поставленной задачи. Для формирования дополнительной характеристики объектов использовано значение фрактальной размерности D (фрактальная сигнатура) изображений их контуров. Дана характеристика способов решения проблем построения современных систем распознавания объектов.

DOI: 10.31857/S0033849420060017

ВВЕДЕНИЕ

Современные средства дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) являются многоканальными и включают системы получения радиолокационной информации радиолокаторами с синтезированной антенной (РСА) и изображений в оптическом, ИК- и УФ-диапазонах, размещаемых на борту аэрокосмических носителей и беспилотных летательных аппаратов. Среди множества реализованных и перспективных проектов следует выделить следующие: российские комплексы “Кондор”, “Ресурс-ДКР”, “Смотр”, “Север”, “Монитор”, “Аркон”; комплексы космического базирования “ERS-2” и “Envisat” (Европа), “Radarsat-2” (Канада), “ALOS” и “IGS” (Япония), “TerraSAR-X” (Германия), “Cosmo-SkyMed” (Италия), “RSS/JB” (Китай), воздушные комплексы “Hisar” (США), “E-SAR” (Германия), “EL/M-2060P SAR” (Израиль), “Имарк” и “Компакт” (Россия); комплексы на беспилотных носителях “AN/ZPQ-1 TESAR” и “AN/APY-8 Lynx SAR/GMTI” (США), “EL/M-2055 SAR/MTI” (Израиль) [1, 2].

Изображения (как радиолокационных, так и оптических диапазонов), полученные при помощи комплексов зондирования, отличаются потенциально высокой разрешающей способно-

стью, поэтому являются ключевым элементом современных и перспективных информационных систем. Одна из наиболее востребованных задач по обработке полученных изображений – распознавание объектов.

Цель работы – развить подход к построению многоканальной системы распознавания образов изображений современными комплексами зондирования на основе нейронных сетей с применением фрактальных сигнатур.

1. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ

В общем случае процесс распознавания состоит в том [3], что система распознавания на основе сопоставления апостериорной информации об объекте поступившей на вход системы, с априорным описанием классов принимает решение о принадлежности этого объекта (явления) к одному из классов. Правило, которое каждому объекту ставит в соответствие определенное наименование класса, называют решающим правилом [3, 4].

В общем смысле, распознавание изображений – это задача преобразования входной информации в выходную, которая представляет собой вывод о

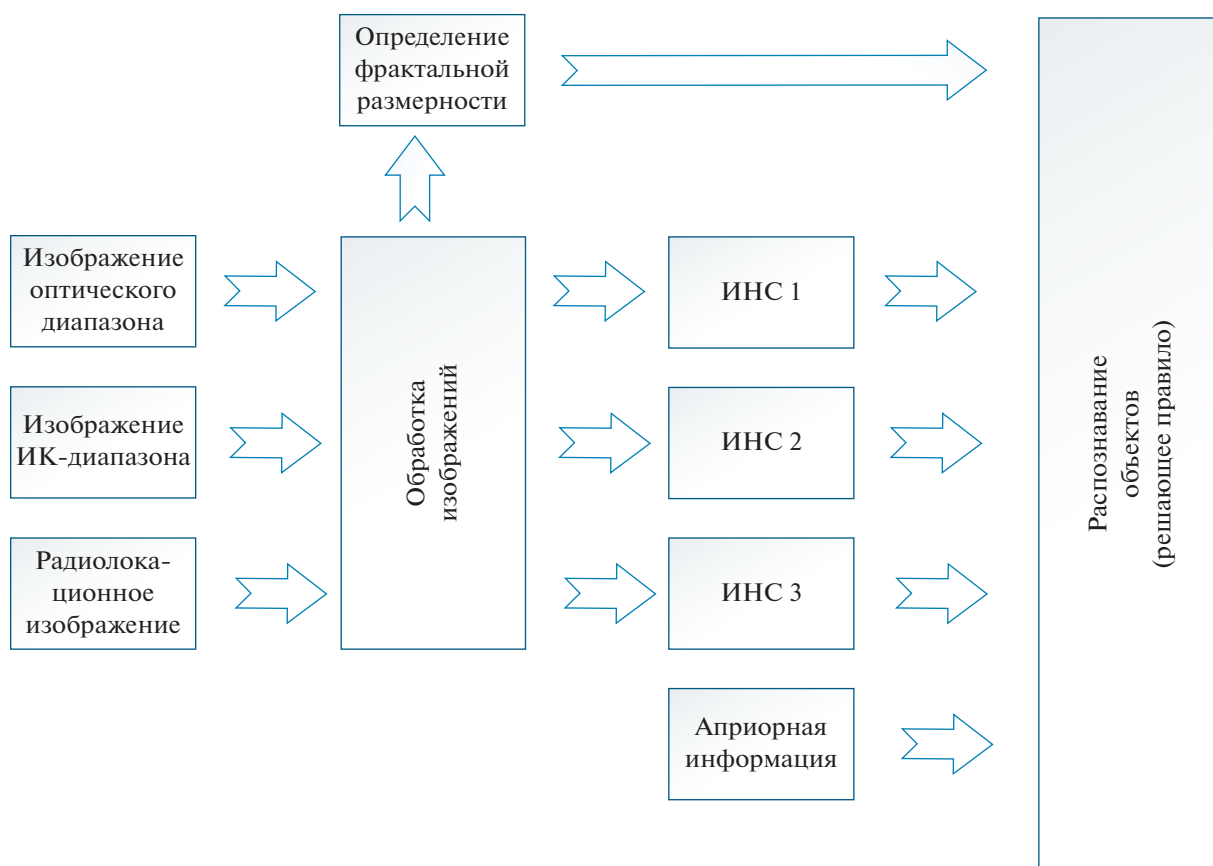


Рис. 1. Схема функционирования многоканальной системы распознавания.

том, к какому классу относится распознаваемый объект.

Общая постановка задачи распознавания объектов с обучением формулируется следующим образом [3].

На множестве объектов X задано конечное число подмножеств (классов) X_1, \dots, X_n . Имеется общая информация J_0 о принадлежности к классам множества объектов $X^0 \subset X$. Требуется указать определенный на множестве X алгоритм A , вычисляющий на основании информации J_0 для произвольного объекта $x \in X \setminus X^0$ результат, который можно интерпретировать в терминах принадлежности x к классам X_1, \dots, X_n . Для представления начальной информации J_0 в задаче распознавания объектов чаще всего применяют две модели: прецедентная (перечисление объектов с указанием их принадлежности к классам) и логическая (через предикаты, описывающие объекты и классы).

На практике одного вида информации (например, радиолокационной) недостаточно для уверенного распознавания объектов, поэтому для решения поставленной задачи часто применяют

комплексные системы распознавания, использующие в своей работе информацию от нескольких источников (каналов) [5–7]. Схема функционирования многоканальной системы распознавания представлена на рис. 1.

Кроме того, для повышения достоверности распознавания объектов могут использоваться априорная информация и дополнительные характеристики объектов, получаемые в ходе обработки данных, поступающих от различных источников.

При этом каждый вид изображения поступает на предварительную обработку перед поступлением на вход системы распознавания (например, на вход соответствующей искусственной нейронной сети (НС)). В качестве дополнительного перспективного признака, характеризующего объект в системе распознавания, является использование результатов *фрактального анализа* его изображения, например, оценки фрактальной размерности D . Результаты распознавания каждого вида изображений совместно с априорной информацией и результатом оценки фрактальной размерности (фрактальной сигнатуры) объектов поступают на вход блока решающего правила. Такой вариант построения системы позволяет обеспечить на-

дежное распознавание объектов независимо от условий, в которых получены изображения.

Таким образом, для реализации многоканальной системы распознавания объектов необходимо решение следующих задач:

- 1) обработка изображений;
- 2) применение ИНС для решения задачи распознавания объектов изображений;
- 3) выбор и разработка алгоритма определения фрактальной размерности D изображений объектов;
- 4) построение решающего правила.

2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ЗАДАЧИ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Пусть на вход системы распознавания поступает изображение S . Вследствие целого ряда факторов – влияние внешней среды (погодные условия, особенности освещения); искажения оптических элементов системы; искажения, вносимые аппаратной частью регистрирующей аппаратуры и др., данное изображение имеет вид, существенно отличающийся от идеального вида, пригодного для дальнейшей работы с ним [7].

Обозначим через $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ множество искажений воздействующих на исходное (эталонное) изображение, каждый элемент которого в свою очередь представлен упорядоченным множеством вариантов реализации соответствующего искажения $I_k = \{i_{k1}, i_{k2}, \dots, i_{kM_k}\}$, где M_k – мощность множества I_k .

Тогда исходное изображение S может быть представлено в виде $S = \langle S_0 J \rangle$, где S_0 – исходное изображение эталонного вида (идеально пригодного для решения поставленной задачи), $J = \{j_{kr}\}$, $k = 1, 2, \dots, n$, $r = 1, 2, \dots, M_k$, – упорядоченное множество искажений, примененных к S_0 для получения S , а именно $S_0 \xrightarrow{J} S$.

В операторной форме данное преобразование запишется в виде

$$A_J S_0 = S, \tag{1}$$

где A_J – оператор, реализующий множество искажений J .

Обозначим через F – множество преобразований изображения, применяемых для нейтрализации искажений $F = \{F_1, F_2, \dots, F_N\}$, каждый элемент которого в свою очередь представлен упорядоченным множеством вариантов реализации соответствующего преобразования $F_m = \{f_{m1}, f_{m2}, \dots, f_{mL_m}\}$, где L_m – мощность множества F_m . Реализация каждого f_{nl} ($n = 1, 2, \dots, N$; $l = 1, 2, \dots, L_m$) требует расходования некоторого ресурса $d_t(f)$ системы ($t = 1, 2, \dots, T$), например, времени обработки изображения.

Тогда задача обработки изображений может быть сформулирована следующим образом [7–9]. Найти состав такого упорядоченного множества $P = \{f_{nl}\}$, $n = 1, 2, \dots, N$; $l = 1, 2, \dots, L_m$, что

$$S \xrightarrow{P} S_0 \tag{2}$$

при ограничениях

$$\sum_{f \in R} d_t(f) \begin{pmatrix} \leq \\ \geq \end{pmatrix} D_t, \quad t = 1, 2, \dots, T, \tag{3}$$

где T – количество видов ресурсов вычислительного комплекса, задействованных для обработки изображения, D_t – максимально (минимально) допустимое значение t -го ресурса.

При этом возможны следующие варианты В1–В4 при формализации задачи (2), (3).

В1. Известен состав и порядок следования элементов J . Известно эталонное изображение S_0 .

В2. Неизвестен состав J . Известно эталонное изображение S_0 .

В3. Известен состав и порядок следования элементов J . Неизвестно эталонное изображение S_0 .

В4. Неизвестен состав J . Неизвестно эталонное изображение S_0 .

Случай В1 является идеальным. Множество P для данного варианта реализует преобразования, обратные по конечному результату применения множества искажений J . В операторной записи

$$R_p = A_J^{-1}, \quad R_p S = S_0, \tag{4}$$

где R_p – оператор, реализующий множество преобразований P .

Задача (2), (3) в этом случае сводится к задаче дискретной оптимизации [10], методы решения которой хорошо изучены и апробированы.

На практике наиболее часто встречаются варианты В2–В4, при этом наиболее распространен В4.

По критерию Адамара задача корректна, если решение отвечает условиям [11]: У1 – существует, У2 – единственно, У3 – устойчиво.

Для вариантов В2–В4 условия У2 и У3 нарушаются. Можно утверждать, что в силу нарушения условия Адамара У3 нарушается и условие У2. В этом случае задача (2), (3) будет сводиться к классу некорректно поставленных задач [7, 8] из области реконструкции изображений. Тогда исходная некорректная задача порождает при ее решении множество других задач. В случае варианта В4 исходная задача некорректна в острой форме.

Для варианта В2 решаемой задачи потенциально возможным является построение регуляризирующих алгоритмов (операторов) с учетом априорной информации о S_0 . Решение задачи в этом случае может быть осуществлено итеративными методами решения некорректных задач [8, 11, 12].

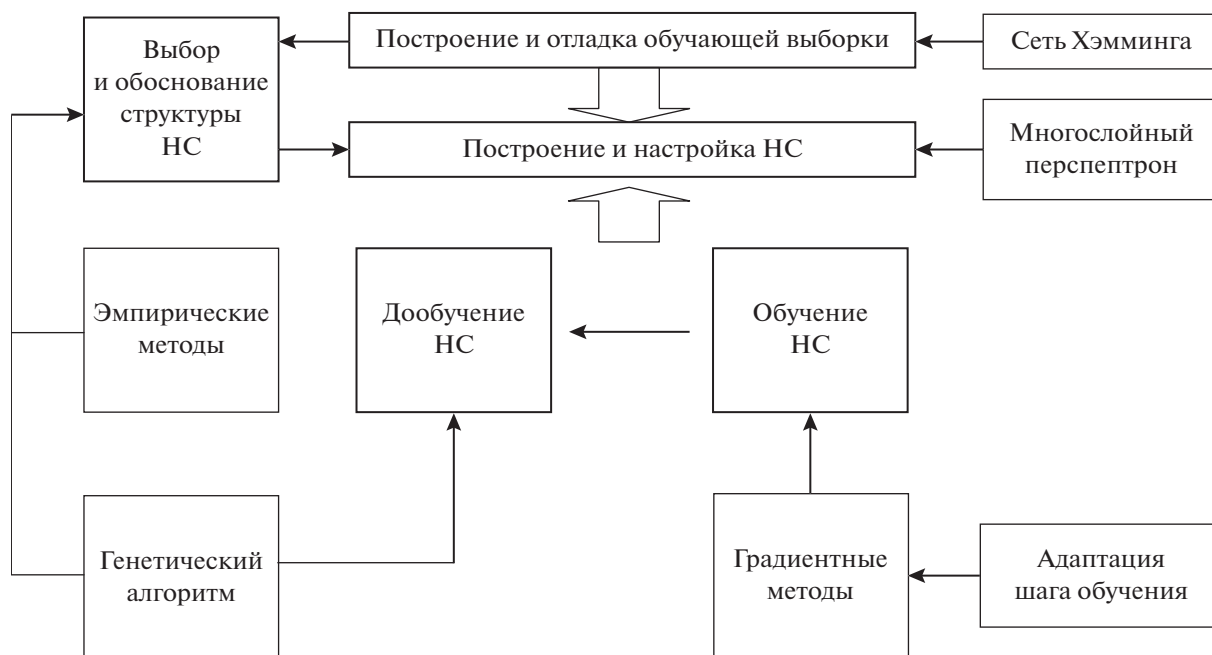


Рис. 2. Схема применения искусственных НС для распознавания объектов изображений.

При реализации вариантов В3 или В4, задача (2), (3) может сводиться к следующему виду. Необходимо найти состав такого упорядоченного множества, $P = \{f_{mt}\}$, $m = 1, 2, \dots, N$; $t = 1, 2, \dots, L_m$, что

$$S \xrightarrow{P} S'_0 \quad (5)$$

при ограничениях (3), где S'_0 – некоторое приближение к S_0 , позволяющее успешно производить с ним дальнейшие преобразования для решения поставленной задачи распознавания.

При этом

$$|S_0 - S'_0| = \delta \geq 0. \quad (6)$$

С учетом того, что для вариантов задачи В3 и В4 неизвестно эталонное изображение S_0 , количественно оценить качество получаемого решения не представляется возможным [11].

В общем случае для решения задачи в вариантах В3 и В4 применимы эмпирические методы и методы систем искусственного интеллекта [12, 13] (например, экспертные системы), а также структурно-ориентированные методы [7].

В частности, при структурно-ориентированном подходе для получения окончательного решения требуется [7]:

- уточнение и формализация понятия “совокупности преобразований” как “группы преобразований”;

- разработка конструктивных (статистических и теоретико-групповых) оценок для полей структурно-функциональных связей;

- установление однозначного соответствия между “смыслами” решений и группами преобразований.

3. ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Результаты предварительной обработки изображений и выделения контуров поступают на вход искусственной НС. Обобщенная схема применения НС для решения задачи распознавания объектов представлена на рис. 2.

Необходимо решение следующих двух основных задач: 1) выбор и обоснования структуры искусственной НС; 2) выбор алгоритма обучения искусственной НС. При этом должны быть рассмотрены вопросы повышения эффективности данных алгоритмов, например, разработка схем адаптации для шага алгоритма обучения.

4. ФОРМИРОВАНИЕ И ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ

Для решения данных задач распознавания объектов изображений целесообразно применять хорошо апробированный аппарат сетей Хэмминга и многослойных искусственных НС с прямым распространением сигнала типа персептрон, а для решения непосредственно задачи распознавания объектов – применять многослойную искусственную НС. В качестве алгоритмов обучения воз-



Рис. 3. Фрагмент обучающей выборки.

можно применение градиентных методов поиска минимума функции ошибки [13, 14], например, метода обратного распространения ошибки и его модификаций, а также генетических алгоритмов [8, 14]. Для обеспечения эффективности методов обучения искусственной НС, основанных на градиентных процедурах, важно обеспечить рациональный выбор длины шага алгоритма.

Лучший выбор длины шага в методе обратного распространения ошибки в задачах распознавания объектов изображений – точная одномерная оптимизация функции ошибки вдоль вектора антиградиента [13, 14]. Для этого требуется найти минимум функции

$$E_1(\epsilon) = E \left(\frac{\nabla E(P)|_{P_0}}{|\nabla E(P)|_{P_0}} \epsilon + P_0 \right), \quad (7)$$

где P_0 – текущий вектор параметров, $\epsilon > 0$ – независимая переменная. Найденное значение

$$\epsilon_{\text{опт}} = \left\{ \begin{array}{l} \min E_1(\epsilon) \\ \epsilon \end{array} \right\} \quad (8)$$

даст требуемую длину шага на данной итерации.

Процесс настройки сети осуществляется на обучающей выборке. Обучающая выборка включает входные значения $X^0 = \{x^0\}$ и соответствующие им выходные значения $Y^0 = \{y^0\}$ набора данных и описывается множеством пар $\{(x^0, y^0)\}$. В ходе обучения НС находит некие зависимости выходных полей от входных. К обучающей выборке предъявляется требование репрезентативности. Вся информация, которую сеть имеет о решаемой задаче, содержится в обучающей выборке. Поэтому качество обучения сети напрямую зависит от количества примеров в обучающей выборке, а также от того, насколько полно эти примеры описывают данную задачу.

Для получения несмещенной оценки качества функционирования НС кроме обучающей исполь-

зуют тестовую (контрольную) выборку $\{(x^k, y^k)\}$. При этом, тестовая и обучающая выборки должны быть независимы, т.е.

$$\{(x^0, y^0)\} \cap \{(x^k, y^k)\} = \emptyset. \quad (9)$$

Оценку качества, сделанную по тестовой выборке, можно применить для выбора наилучшей модели искусственной НС. Однако тогда она может оказаться смещенной. Для получения несмещенной оценки выбранной модели НС приходится создавать третью выборку – проверочную (валидационную). Оценка качества обучающей выборки может проводиться с помощью сети Хэмминга [8].

Обучающая выборка должна быть по своему составу репрезентативной и непротиворечивой [8]. Пример фрагмента обучающей выборки для одного объекта представлен на рис. 3.

Примеры обработки изображений и результата распознавания объекта с применением обученной многослойной искусственной НС с прямым распространением сигнала представлены на рис. 4. Из данных рис. 4 видно, что использование методов предварительной обработки изображений и выделения контуров объектов позволяет обеспечить эффективное их распознавание обученной искусственной НС.

5. ПРИМЕНЕНИЕ ФРАКТАЛЬНОГО АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ ДОПОЛНИТЕЛЬНОЙ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ РАСПОЗНАВАНИЯ

Использование фрактальных методов обработки изображений позволяет разделять разные типы структур и объектов, таких как лесные массивы, фоновые изображения, объекты техники различного вида и назначения, взлетно-посадочные полосы и аэродромы, границы береговой линии рек и водных

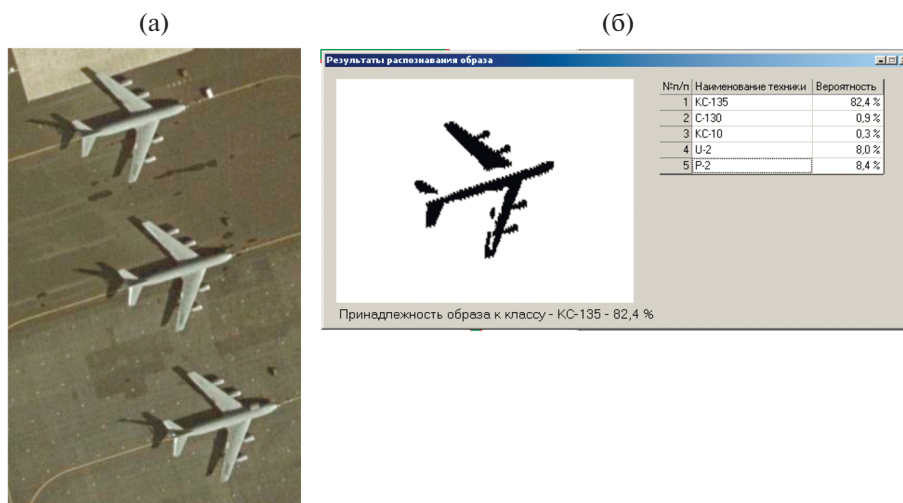


Рис. 4. Пример результата распознавания объекта с применением искусственной НС: а – исходное изображение, б – результаты обработки изображения и распознавания объекта.

бассейнов и территорий, подвергшихся воздействию различных факторов [15, 16].

Особенностью фрактальных методов является то, что при обработке изображений местности удается описать уникальность наблюдаемого объекта при помощи одного параметра – фрактальной размерности, что дает возможность осуществить предварительное автоматическое сегментирование анализируемого изображения путем выделения кластеров заданного диапазона значений фрактальных размерностей или участков фрактальной сигнатуры [15–19].

Под процессом фрактальной обработки понимается последовательное выполнение следующих этапов:

- 1) построение поля фрактальных размерностей изображения;
- 2) пороговая обработка поля фрактальных размерностей;
- 3) кластеризация изображения по полю фрактальных размерностей.

Наиболее широко применяются следующие способы оценки фрактальной размерности D при анализе изображений [15–19]: локально-дисперсионный метод; локально-дисперсионный метод с применением двумерного вейвлет-преобразования и метод на основе вычисления размерности Минковского.

Применение размерности Минковского для построения фрактального анализа изображений дает более грубую оценку фрактальных размерностей объектов. Однако данный метод является более простым в реализации [15].

Размерность Минковского – это один из способов задания фрактальной размерности D ограничен-

ного множества в метрическом пространстве, и она определяется следующим образом:

$$D = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\lg N(\epsilon)}{-\lg \epsilon}, \quad (10)$$

где $N(\epsilon)$ – минимальное число множеств диаметра ϵ , которыми можно покрыть исходное множество.

Пример расчета фрактальной размерности изображения объекта представлен на рис. 5. Применение фрактальной размерности или фрактальной сигнатуры изображений объектов в качестве дополнительного параметра в системах распознавания объектов, как установлено впервые в ИРЭ им. В.А. Котельникова РАН еще в конце 80-х годов XX века [15, 16], позволяет обеспечить более высокую достоверность получаемых результатов.

6. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ЗАДАЧИ ВЫБОРА СОСТАВА ОБОРУДОВАНИЯ КОМПЛЕКСОВ ЗОНДИРОВАНИЯ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ РАСПОЗНАВАНИЯ

Перечисленные выше задачи распознавания объектов являются ресурсоемкими и предъявляют достаточно жесткие требования к производительности средств обработки данных многоканальных комплексов зондирования. В общем случае при проектировании комплексов зондирования (КЗ) планируется их применение для достижения конечного числа целей F . При этом КЗ с применением бортового комплекта оборудования (БКО) решает множество задач Y , число которых $K = |Y|$. В соответствии с целями примене-

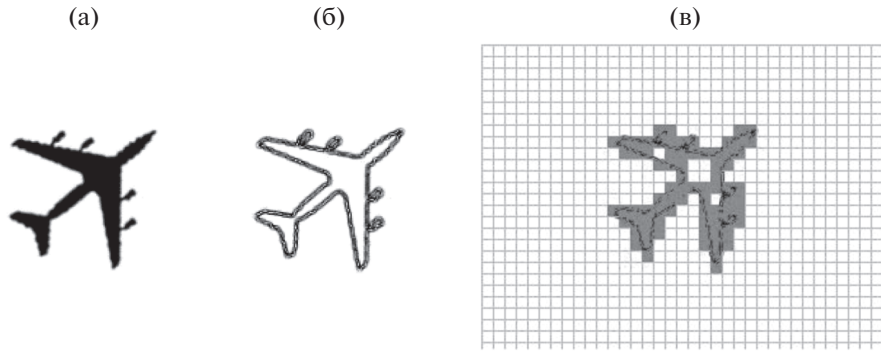


Рис. 5. Результат расчета фрактальной размерности D изображения объекта: а – исходное изображение; б – выделенный контур объекта; в – результат выполнения одного шага алгоритма метода на основе вычисления фрактальной размерности $D = 1.05$.

ния КЗ решаемые им задачи могут разбиваться на группы Y^f :

$$\bigcup_f Y^f = Y, \quad f = 1, 2, \dots, F.$$

В связи с тем что перечень оборудования, участвующий для решения всего круга задач Y , может быть очень обширен и для текущего варианта компоновки КЗ выходить за рамки накладываемых ограничений, целесообразно его разбивать на частные БКО, решающие отдельные группы задач или их совокупности [9].

Задача определения состава средств БКО может быть сформулирована следующим образом.

Пусть бортовой комплект оборудования содержит M элементов (фото- и видеокамеры, навигации, средств коммутации, обработки сигналов и т.п.), которые могут быть связаны в единый комплекс. Каждый i -й элемент БКО потенциально может быть реализован m_i вариантами. Совместимость элементов, входящих в БКО определяется единством используемых и реализованных технических и технологических решений, обеспечивающих взаимодействие элементов в процессе эксплуатации БКО (тип питания, тип шины данных и применяемых сетевых протоколов, а также протоколов обмена данными, радиоэлектронная совместимость, форм-фактор и т.п.).

Обозначим через z_i – номер выбранного варианта реализации i -го элемента БКО, $z_i = 1, 2, \dots, m_i, i = 1, 2, \dots, M$. Каждый z_i вариант i -го элемента БКО обладает рядом параметров, например: $p(z_i)$ – потребляемая мощность, $c(z_i)$ – стоимость, $r(z_i)$ – вес, $v(z_i)$ – объем.

Пусть для множества вариантов элементов БКО сформирован перечень характеристик совместимости G , удовлетворяющих техническому заданию, и определены значения каждой характеристики совместимости для каждого элемента

g_{ikjl} . Величина $g_{ikjl} = 1$, если j -я характеристика k -го варианта i -го элемента БКО соответствует ее l -му значению, и равна нулю – в противном случае: $j = 1, 2, \dots, J, i = 1, 2, \dots, M, k = 1, 2, \dots, m_i, l = 1, 2, \dots, L_j$, где $J = |G|, L_j$ – число вариантов значений j -й характеристики, удовлетворяющих требованиям технического задания и реализуемых вариантами элементов БКО.

Полученный вариант построения БКО будет совместим по j -й характеристике, если будет выполнено следующее условие:

$$\prod_{i=1}^M g_{ikjl} \geq 1, \quad j = 1, 2, \dots, J; \quad l = 1, 2, \dots, L_j. \quad (11)$$

Вариант построения БКО будет полностью совместим, если

$$\prod_{j=1}^J \sum_{l=1}^{L_j} \prod_{i=1}^M g_{iz_j, jl} \geq 0. \quad (12)$$

Пусть в множестве решаемых задач Y задачи, связанные с распознаванием объектов, составляют группу $Y^p \subset Y$. Время выполнения каждой k -й задачи группы Y^p и $y_k \in Y^p$ на эталонной вычислительной системе с вычислительной мощностью h^0 составляет t_k^0 . Вычислительная мощность текущего варианта построения БКО составляет $h(z_i)$. Тогда время выполнения каждой k -й задачи группы Y^p на данном варианте построения БКО составит

$$t_k = t_k^0 \frac{h(z_i)}{h^0}. \quad (13)$$

По критерию минимума стоимости задача выбора состава аппаратных средств БКО может быть сформулирована следующим образом. Не-

обходимо определить такие значения переменных z_i ($i = 1, 2, \dots, M$), которые обеспечивают

$$\sum_{i=1}^M c(z_i) \rightarrow \min, \quad (14)$$

при ограничениях

а) на общее энергопотребление

$$\sum_{i=1}^M p(z_i) \leq P^{\text{доп}}, \quad (15)$$

б) на вес БКО

$$\sum_{i=1}^M r(z_i) \leq R^{\text{доп}}, \quad (16)$$

в) на занимаемый объем

$$\sum_{i=1}^M v(z_i) \leq V^{\text{доп}}, \quad (17)$$

г) на общую совместимость элементов варианта построения БКО

$$\prod_{j=1}^J \sum_{l=1}^{L_j} \prod_{i=1}^M g_{i z_j l} \geq 0, \quad (18)$$

д) на значение времени решения задач распознавания

$$t_k \leq T_k^{\text{доп}}, \quad k = 1, 2, \dots, |Y^p|, \quad (19)$$

е) на значения переменных

$$z_i = 1, 2, \dots, m_i, \quad i = 1, 2, \dots, M, \quad (20)$$

где $T_k^{\text{доп}}$ – допустимое значение времени выполнения k -й задачи, $P^{\text{доп}}$, $R^{\text{доп}}$, $V^{\text{доп}}$ – допустимые значения энергопотребления, веса и объема средств БКО соответственно.

Задача (14)–(20) относится к классу задач выбора состава комплекса технических средств, и для ее решения могут использоваться существующие методы [10]. Таким образом, комплексное решение представленных задач позволяет осуществить разработку обоснованных решений в области построения эффективных систем распознавания объектов в современных многоканальных комплексах зондирования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Современные средства дистанционного зондирования Земли являются многоканальными, т.е. получающими изображения от различных источников и в различных диапазонах. Для подобных систем актуальной задачей является построение эффективной системы распознавания образов.

В работе предложен подход к построению многоканальной системы распознавания образов

изображений комплексами зондирования. Определен перечень задач, решаемых при построении системы распознавания объектов в комплексах зондирования в следующем составе: предварительная обработка изображений; определение эффективных схем применения искусственных НС для решения задач распознавания; применение дополнительных характеристик объектов для повышения эффективности системы распознавания; выбора состава оборудования комплексов зондирования для решения задач распознавания. Задача предварительной обработки изображений сформулирована в виде некорректно поставленной задачи. Для решения задачи распознавания контуров объектов изображений применены искусственные НС с прямым распространением сигнала. Рассмотрены варианты повышения эффективности алгоритмов обучения применяемых для решения задачи распознавания искусственных нейронных сетей. Для оценки качества обучающей выборки использована сеть Хэмминга. Эффективность применения искусственных НС для распознавания контуров объектов проверена экспериментально с использованием разработанного программного обеспечения. Для формирования дополнительной характеристики объектов применено значение фрактальной размерности D (фрактальной сигнатуры) изображений их контуров. Формализована задача оптимизации состава оборудования системы распознавания объектов по критерию минимума стоимости. Данная задача сведена к задаче выбора состава комплекса технических средств. Ее особенностью является наличие ограничения на совместимость средств, входящих в комплекс оборудования системы распознавания.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Бакланов А.И.* // Материалы XV науч.-техн. конф. “Системы наблюдения, мониторинга и дистанционного зондирования Земли”. Алушта: 2018. С. 43.
2. *Бакланов А.И.* // Материалы XIV науч.-техн. конф. “Системы наблюдения, мониторинга и дистанционного зондирования Земли”. Сочи: 2017. С. 32.
3. *Шут О.В.* // Информатика. 2012. № 3. С. 35.
4. *Шут О.В.* // Вестник БГУ. Сер. 1. 2014. № 1. С. 56.
5. *Акиншин Н.С., Румянцев В.Л., Мамон Ю.И., Болдин А.В.* Различение слабоконтрастных радиолокационных целей на фоне земной поверхности. Тула: Изд-во ТулГУ, 2006.
6. *Захаров И.Г.* Обоснование выбора. Теория практики. СПб: Судостроение, 2006.
7. *Есиков О.В., Сухарев Е.М., Алтухов А.В., Тарасов Е.А.* // Научное обеспечение технологий. 2011. № 4. С. 54.
8. *Андреев А.В., Есиков О.В., Мамон Ю.И. и др.* // Вестник Санкт-Петербург. гос. ун-та гражданской авиации СПб.: СПбГУГА. 2017. № 1. С. 131.

9. *Есиков О.В., Чернышков А.И., Фомичев М.Ю.* // Материалы XXXVIII Всерос. конф., посв. 75-летию Южно-Уральского гос. ун-та. М., 2018. С. 136.
10. *Алексеев О.Г.* Комплексное применение методов дискретной оптимизации. М.: Наука, 1987.
11. *Тихонов А.Н., Гончарский А.В., Степанов В.В., Ягода А.Г.* Численные методы решения некорректных задач. М.: Наука, 1990.
12. *Бакушинский А.Б., Гончарский А.В.* Некорректные задачи. Численные методы и приложения. М.: Изд-во МГУ, 1989.
13. *Татузов А.Л.* Нейронные сети в задачах радиолокации. М.: Радиотехника, 2009.
14. *С. Хайкин.* Нейронные сети. М.: ИД Вильямс, 2006.
15. *Потапов А.А.* Фракталы в радиофизике и радиолокации: Топология выборки. М.: Университетская книга, 2005.
16. *Потапов А.А.* Фракталы в дистанционном зондировании // Зарубеж. радиоэлектроника. Успехи совр. радиоэлектроники. 2000. № 6. С. 3.
17. *Потапов А.А.* // Тр. IV Всерос. научно-техн. конф. "РТИ системы ВКО-2016", посв. 100-летию НИИДАР и 70-летию РТИ им. академика А.Л. Минца (Москва, 02–03.06.2016). М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2017. С. 438.
18. *Потапов А.А.* // Вестник воздушно-космической обороны. 2018. № 2. С. 15.
19. *Потапов А.А.* // Сб. науч. работ к 65-летию создания ИРЭ им. В.А. Котельникова РАН и 110-летию со дня рождения академика В.А. Котельникова / Под ред. Никитова С.А. М., 2018. С. 99.